

PENGENALAN SIDIK JARI MENGGUNAKAN JARINGAN SYARAF TIRUAN BERBASIS *SCALED CONJUGATE GRADIENT*

Suci Dwijayanti^{1*}, Puspa Kurniasari¹

¹Jurusan Teknik Elektro Universitas Sriwijaya, *E-mail: suci.dwijayanti@gmail.com

Abstrak—Sidik jari merupakan sistem biometrik yang paling banyak digunakan untuk keamanan. Salah satu metode yang sangat baik untuk mengenali sidik jari adalah menggunakan jaringan syaraf tiruan. Penelitian ini membahas tentang pengenalan sidik jari dengan menggunakan algoritma variasi *backpropagation*, *scaled conjugate gradient*. Proses pengenalan sidik jari meliputi *image acquisition*, *image pre-processing*, *feature extraction* dan *image recognition*. Pada proses *pre-processing* dan *feature extraction* menggunakan algoritma *fast fourier transform* untuk memperbaiki kualitas sidik jari yang akan digunakan sebagai input pada proses pengenalan. Proses *enrollment* menggunakan *fingerprint reader*. Dari hasil pelatihan, dari 9 sampel sidik jari hanya 2 sidik jari yang memiliki *error* lebih dari 0.05, sedangkan dari data pengujian, 91% data secara keseluruhan mampu dikenali dengan menggunakan *backpropagation* berbasis *scaled conjugate gradient*.

Kata kunci: Jaringan Syaraf Tiruan, Backpropagation, Scaled Conjugate Gradient, Sidik Jari.

Abstract- Fingerprint is widely used as biometric system for security. One of the best method to recognize fingerprints is using neural network. This paper describes the fingerprint recognition using scaled conjugate gradient, a variation backpropagation algorithm. The fingerprint recognition processes include image acquisition, image pre-processing, feature extraction and image recognition. In the pre-processing and feature extraction, Fast Fourier Transform algorithm is used to improve the quality of image that will be used as input in the recognition process. Enrollment process uses the fingerprint reader. From the training results, out of 9 samples, there are only 2 fingerprints that have errors more than 0.05. While testing data shows that 91 % of data could be identified by using backpropagation based on scaled conjugate gradient.

Keywords. Neural Network, Backpropagation, Scaled Conjugate Gradient, Fingerprint

I. PENDAHULUAN

Teknik identifikasi memiliki peranan penting untuk menjamin bahwa data atau informasi diakses oleh orang yang berhak. Beberapa tahun yang lalu, teknik identifikasi konvensional yang sering digunakan untuk mengidentifikasi identitas seseorang adalah dengan menggunakan *password*, *bar code* atau kartu. Akan tetapi, metode ini tidak cukup handal karena ada kemungkinan untuk dipalsukan oleh pengguna yang tidak berwenang. Untuk mengatasi hal tersebut, dikembangkan suatu teknologi biometrik. Biometrik adalah suatu teknologi yang digunakan untuk mengidentifikasi seseorang berdasarkan ciri atau karakteristik baik secara psikologis ataupun perilaku.

Saat ini, sistem biometrik telah digunakan dalam berbagai aplikasi. Salah satu aplikasi utama dari biometrik adalah pada sistem keamanan seperti ATM (*automatic teller machine*), sistem absensi dan lain sebagainya. Biometrik yang sering digunakan adalah suara, wajah, sidik jari dan iris. Diantara ciri tersebut, sidik jari merupakan yang paling populer untuk identifikasi dan verifikasi. Dalam verifikasi, sidik jari digunakan untuk

mengautentikasi identitas seseorang dengan membandingkan sidik jari tersebut secara *one-to-one* untuk menentukan apakah sidik jari tersebut benar milik individu tersebut atau bukan. Sedangkan, pada identifikasi sidik jari digunakan untuk mengenali individu melalui kesesuaian ciri sidik jari dari keseluruhan *database* [1].

Sidik jari adalah gurat-gurat yang terdapat di kulit ujung jari, yang dibentuk dari suatu pola *ridge* (punggung alur pada kulit, baik pada tangan maupun kaki) dari jari. Sidik jari paling banyak digunakan pada sistem biometrik terutama untuk sistem identifikasi karena mudah dalam penerapan, harga sensor sidik jari yang tidak terlalu mahal dan tingkat akurasi yang tinggi. Selain itu, tidak ada dua individu yang memiliki sidik jari yang sama. Sidik jari dari setiap individu adalah unik dan tidak berubah sepanjang hidupnya. Identifikasi dengan menggunakan sidik jari paling sering digunakan karena kemudahan dalam akuisisi dan jumlahnya (10 jari) yang dapat digunakan sebagai data [2]. Berdasarkan hasil riset dari *international biometric group*, 48% industri biometrik lebih memilih menggunakan sidik jari untuk produk mereka dibandingkan menggunakan identifikasi biometrik

lainnya. Selain itu, sidik jari memiliki keunikan dikarenakan kekekalan, akseptabilitas dan individualitasnya. Kekekalan menunjukkan bahwa sidik jari selalu melekat pada individu dan menunjukkan keunikan *ridge* dari setiap individu. Kemungkinan dua orang memiliki sidik jari yang sama sangat kecil yaitu $1:1.9 \times 10^{15}$ [3].

Identifikasi individu menggunakan sidik jari adalah dengan menggunakan citra sidik jari yang selanjutnya akan diolah, proses ini dikenal sebagai pengolahan citra atau *image processing*. Akan tetapi, penerapan sistem pengidentifikasian menggunakan citra sidik jari memiliki keterbatasan misalnya disebabkan oleh *noise* pada citra sehingga citra sidik jari menjadi kurang jelas dan menyebabkan kesalahan dalam identifikasi [4]. *Noise* pada citra sidik jari dapat berasal dari jari yang kotor atau terluka. Untuk menangani permasalahan ini, dalam penelitian ini akan digunakan data *real time* dengan menggunakan sensor sidik jari. Selanjutnya, dari citra yang ditangkap, baik yang memiliki *noise* ataupun tidak, akan dipertajam (*enhance*) sebelum digunakan sebagai *input* pada jaringan syaraf tiruan. Jaringan syaraf tiruan (*neural networks*) adalah algoritma yang akan digunakan untuk mengidentifikasi sidik jari. Jaringan syaraf tiruan merupakan metode yang *robust* untuk pengenalan sidik jari dikarenakan beberapa alasan. Pertama, sidik jari membentuk pola kelas yang spesifik dengan karakteristik secara statistik dan sangat khusus. Selain itu, jaringan syaraf tiruan dapat menghindari kesalahan karena tidak membutuhkan formula matematis yang rumit ataupun korelasi antara *input* dan *output*. Jaringan syaraf tiruan memberikan manfaat pada kecepatan dibandingkan teknik konvensional lainnya [5]. Sehingga, penggunaan data *real time* dan jaringan syaraf tiruan akan memberikan nilai akurasi yang didapat akan lebih baik dalam proses identifikasi sidik jari.

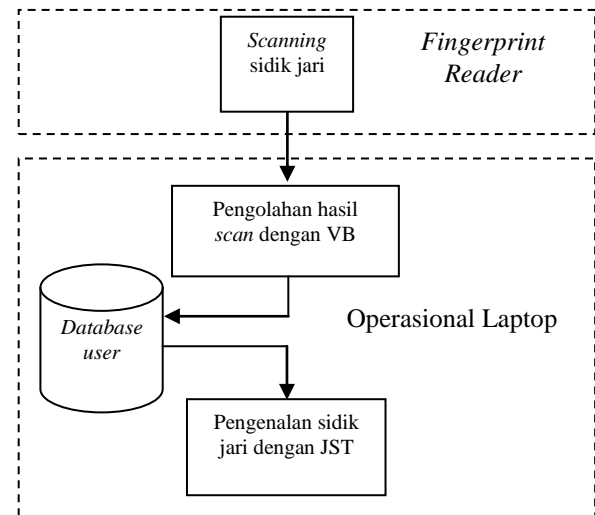
Metode pengenalan pola sidik jari yang digunakan adalah metode *minutiae* dan metode *image matching*. Metode *minutiae* memiliki keunggulan dari segi kecepatan dibandingkan metode *image matching*, namun rendah dari segi keakuratan identifikasi atau pengenalan. Sebaliknya, metode *image matching* unggul dari segi keakuratan pengenalan namun rendah dari segi kecepatan proses. Pada penelitian ini akan digunakan metode *image matching* dengan pertimbangan akurasi.

Berdasarkan penjabaran tersebut, penelitian ini akan membahas pengaruh data yang diperoleh dengan menggunakan sensor sidik jari (*image* kering) terhadap hasil akurasi pengenalan pola sidik jari, pengaruh citra sidik jari yang memiliki *noise* dan tidak memiliki *noise* terhadap akurasi pengenalan pola sidik jari yang menggunakan *image matching*, serta melihat tingkat akurasi pengenalan pola sidik jari menggunakan jaringan syaraf tiruan yang menggunakan algoritma *scaled conjugate gradient*.

II. METODE PENELITIAN

Data yang akan digunakan pada penelitian ini adalah data secara *real time* dan menggunakan sensor sidik jari

(*fingerprint reader*) yang akan menangkap citra sidik jari sebagai data input. Diagram alir dari eksperimen ditunjukkan oleh gambar 1. Selanjutnya, data citra yang telah disimpan pada *database* akan diolah sebagai *input* pada pengenalan pola dengan menggunakan jaringan syaraf tiruan.



Gambar 1. Diagram Alir Ekperimen

Sedangkan tahapan yang akan dilakukan pada proses pengenalan pola sidik jari adalah seperti yang ditunjukkan gambar 2.



Gambar 2 Tahapan Pengenalan Pola Sidik Jari

A. Image Acquisition

Image acquisition adalah proses pengambilan citra sidik jari yang akan digunakan sebagai data citra *input*. Data citra *input* terdiri merupakan citra kering yang diperoleh dengan menggunakan sensor optis. Data yang diambil terdiri dari dua jenis data; data dengan *noise* (tangan yang kotor atau berminyak) dan data tanpa *noise*. *Sample* data yang akan digunakan berasal dari citra jari dari 9 orang dimana masing-masing orang akan diambil sebanyak 10 citra.

B. Image Preprocessing

Pada tahap ini, ada beberapa proses yang dilakukan terhadap citra seperti penghilangan *noise*, penajaman citra (*enhancement*), pemotongan citra, normalisasi, estimasi orientasi *ridge*, *thinning* dan lain sebagainya. Tujuan dari *image preprocessing* adalah untuk meningkatkan tampilan visual citra. Pada tahapan *image preprocessing* ini, citra yang memiliki *noise* akan dipertajam sehingga citra yang dibaca tetap akurat. Proses ini sangat berpengaruh untuk tahapan selanjutnya.

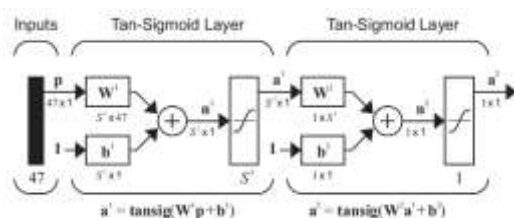
C. Feature Extraction

Pada tahapan ini, citra akan diekstrak untuk mendapatkan nilai-nilai yang merepresentasikan ciri spesifik dari citra tersebut. Citra yang didapat pada tahapan sebelumnya akan diperkecil ukuran pixelnya karena jumlah datanya yang terlalu besar dijadikan input. Citra diperkecil dengan ukuran yang masih bisa mewakili ciri citra asli. Selanjutnya citra tersebut akan diubah menjadi citra biner yang disimpan dalam matriks 0 dan 1.

D. Image Recognition

Image recognition adalah tahapan penting dalam penelitian ini. Ditahap ini, *vector* ciri citra akan diklasifikasikan. Keluaran dari tahap ini adalah klasifikasi citra, yang kemudian dapat secara langsung mengidentifikasi individu yang memiliki sidik jari tersebut. Proses dalam *image recognition* dibagi menjadi dua proses utama yaitu, *backpropagation neural network* dan proses pencocokan seperti yang ditunjukkan gambar 3.

Algoritma yang akan digunakan adalah *backpropagation – scaled conjugate gradient algorithm*. Sedangkan arsitektur jaringan syaraf tiruan yang akan digunakan adalah *multilayer network* dengan fungsi aktivasi *tangent sigmoid* untuk *layer* pertama dan *layer output* seperti yang ditunjukkan gambar 3.



Gambar 3. Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan untuk Pengenalan Pola Sidik Jari

Fungsi *tangent sigmoid* yang digunakan adalah seperti pada persamaan 1.

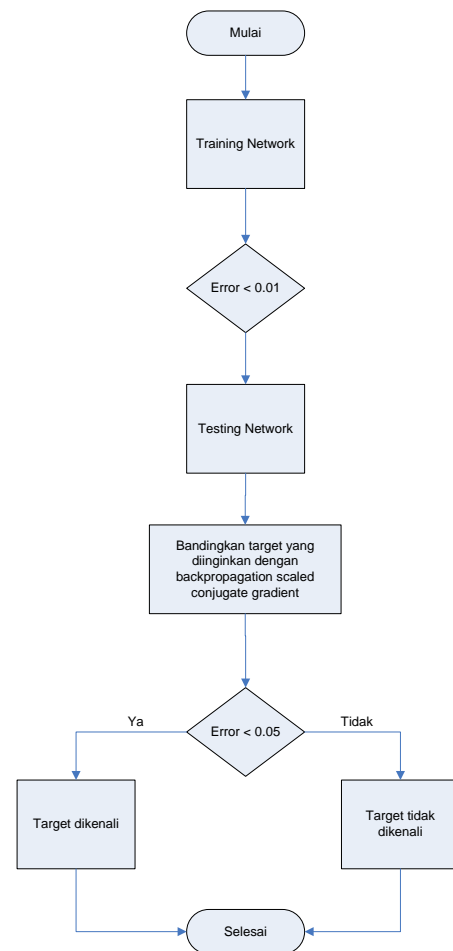
$$a = \frac{e^n - e^{-n}}{e^n + e^{-n}} \quad (1)$$

Tangent sigmoid adalah fungsi aktivasi yang paling banyak digunakan untuk pengenalan pola [6].

Sedangkan untuk proses pembelajaran akan digunakan algoritma *scaled conjugate gradient* merupakan modifikasi dari *backpropagation*. Algoritma ini berbasis *supervised learning algorithm* yang bekerja berdasarkan *conjugate gradient* [7].

Diagram alir pengenalan pola sidik jari ditunjukkan oleh gambar 4. Pada gambar ini terlihat bahwa proses sidik jari melalui dua tahapan yaitu pelatihan dan pengujian dari jaringan yang dibangun. Jaringan yang akan digunakan adalah seperti pada gambar 3. Proses pengujian akan berhenti apabila *Mean Squared Error* (MSE) kurang dari 0.05. Selanjutnya jaringan tersebut

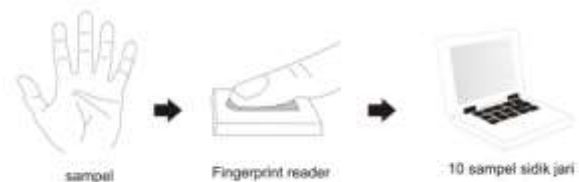
akan diuji dengan menggunakan data dari sampel yang sama serta data dari sampel yang berbeda.



Gambar 4. Diagram Alir Pola Pengenalan Sidik Jari Menggunakan JST

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

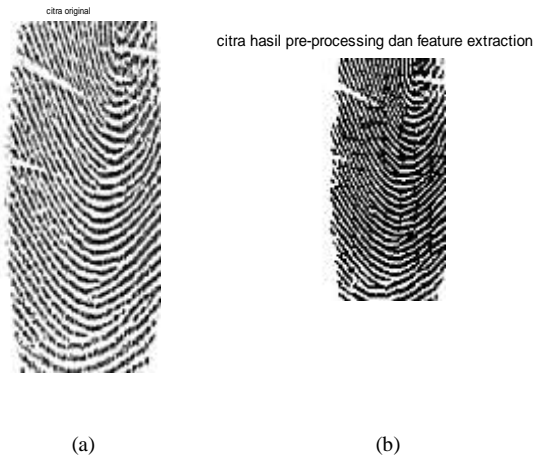
Pengambilan citra sidik jari dilakukan dengan menggunakan *fingerprint reader*. Proses pengambilan citra sidik jari ditunjukkan oleh gambar 5. Dari 9 sampel orang, masing-masing diambil 10 sidik jari yang akan digunakan untuk pelatihan dan pengujian.



Gambar 5. Proses *Image Acquisition*

Image pre-processing yang dilakukan meliputi normalisasi, pemotongan citra dan *image enhancement*. Metode yang digunakan untuk *image enhancement* adalah *fast fourier transform* (FFT). Selanjutnya citra yang sudah diperbaiki kualitasnya akan diubah menjadi citra biner dengan matriks 0 (hitam) dan 1 (putih) dalam *feature*

extraction. Salah satu hasil *image pre-processing* dan *feature extraction* pada gambar 6.



Gambar 6. Hasil *image pre-processing* dan *feature extraction* sampel 1 (a) citra original (b) citra hasil *pre-processing* dan *feature extraction*

TABEL 1
HASIL PELATIHAN

No	Sampel	Hasil	MSE (Mean Square Error)	Jumlah Iterasi
1	Sampel 1	Target dikenali	0.0066667	507
2	Sampel 2	Target dikenali	0.0001151	141
3	Sampel 3	Target dikenali	0.0001177	318
4	Sampel 4	Target dikenali	0.0001003	48
5	Sampel 5	Target tidak dikenali	0.67222	309
6	Sampel 6	Target dikenali	0.0001122	658
7	Sampel 7	Target dikenali	0.0001171	90
8	Sampel 8	Target tidak dikenali	0.05	683
9	Sampel 9	Target dikenali	0.0001184	79

Selanjutnya citra hasil dari *image pre-processing* dan *feature extraction* dari 10 data sidik jari dari masing-masing orang akan dijadikan masukan pada jaringan syaraf tiruan dengan menggunakan *backpropagation* berbasis *scaled conjugate gradient*.

Hasil pelatihan dapat dilihat pada tabel 1. Dari 90 data sidik jari dari 9 sampel, hanya dua sampel yang tidak mampu dikenali yaitu sampel 5 dan 8 dengan nilai MSE sebesar 0.67222 dan 0.05 dengan jumlah iterasi 302 dan 683. Ada beberapa faktor yang mempengaruhi jaringan

syaraf tiruan tidak mampu mengenali sidik jari tersebut antara lain adalah kualitas citra masukan yang tidak terlalu baik akibat dari *noise* yang ada pada saat pengambilan sidik jari.

Hasil pengujian dapat dilihat pada tabel 2. Data yang digunakan untuk pengujian menggunakan perbandingan 70:30 terhadap data pelatihan.

TABEL 2
HASIL PENGUJIAN

No.	Input	Target	Error	Hasil
1	Sampel1-data sidik jari 7	Sampel 1	0.015676	Dikenali
	Sampel1-data sidik jari 8	Sampel 1	0.010138	Dikenali
	Sampel1-data sidik jari 9	Sampel 1	0.005123	Dikenali
	Sampel2	Sampel 1	15.646	Tidak dikenali
	Sampel3	Sampel 1	5.3262	Tidak dikenali
2	Sampel2-data sidik jari 7	Sampel 2	0.014893	Dikenali
	Sampel2-data sidik jari 8	Sampel 2	0.003761	Dikenali
	Sampel2-data sidik jari 9	Sampel 2	0.003621	Dikenali
	Sampel4	Sampel 2	22.2157	Tidak dikenali
	Sampel5	Sampel 2	8.5745	Tidak dikenali
3	Sampel3-data sidik jari 7	Sampel 3	0.054642	Tidak dikenali
	Sampel3-data sidik jari 8	Sampel 3	0.037673	Dikenali
	Sampel3-data sidik jari 9	Sampel 3	7.7939	Dikenali
	Sampel6	Sampel 3	22.7963	Tidak dikenali
	Sampel7	Sampel 3	13.0398	Tidak dikenali

4	Sampel4- data sidik jari 7	Sampel 4	0.022538	Dikenali	8	Sampel5	Sampel 7	11.0099	Tidak dikenali
	Sampel4- data sidik jari 8	Sampel 4	0.040381	Dikenali		Sample6	Sampel 7	9.7342	Tidak dikenali
	Sampel4- data sidik jari 9	Sampel 4	0.042777	Dikenali		Sampel8- data sidik jari 7	Sampel 8	0.005627	Dikenali
	Sampel8	Sampel 4	19.4807	Tidak dikenali		Sampel8- data sidik jari 8	Sampel 8	0.084457	Tidak dikenali
	Sample9	Sampel 4	7.5731	Tidak dikenali		Sampel8- data sidik jari 9	Sampel 8	0.057561	Tidak dikenali
5	Sampel5- data sidik jari 7	Sampel 5	0.041981	Dikenali	9	Sampel7	Sampel 8	20.125	Tidak dikenali
	Sampel5- data sidik jari 8	Sampel 5	0.013062	Dikenali		Sample9	Sampel 8	11.8848	Tidak dikenali
	Sampel5- data sidik jari 9	Sampel 5	5.2142	Tidak dikenali		Sampel9- data sidik jari 7	Sampel 9	0.026762	Dikenali
	Sampel11	Sampel 5	14.1773	Tidak dikenali		Sampel9- data sidik jari 8	Sampel 9	0.022522	Dikenali
	Sample2	Sampel 5	12.9827	Tidak dikenali		Sampel9- data sidik jari 9	Sampel 9	0.011766	Dikenali
6	Sampel6- data sidik jari 7	Sampel 6	0.025219	Dikenali		Sampel1	Sampel 9	6.1706	Tidak dikenali
	Sampel6- data sidik jari 8	Sampel 6	0.02369	Dikenali		Sample2	Sampel 9	16.1913	Tidak dikenali
	Sampel6- data sidik jari 9	Sampel 6	0.006891	Dikenali		Dari hasil pengujian, jaringan yang sudah dibangun dan dilatih dengan menggunakan algoritma <i>scaled conjugate gradient</i> mampu mengenali sidik jari dari sampel yang sama dan jaringan tidak akan mengenali sidik jari dari sampel yang berbeda. Hal ini menunjukkan bahwa jaringan yang dibangun sudah baik. Dari 45 pengujian, tingkat keberhasilan yang dicapai sebesar 91%. Hanya 8% kesalahan yang terjadi antara lain pada pengujian sampel 5 data sidik jari 9, sampel 3 data sidik jari 7, sampel 8 data sidik jari 8, dan sampel 8 data sidik jari 9. Kesalahan ini terjadi karena pada sampel 5 dan 8, jaringan yang dibangun pada tahap pelatihan tidak mampu mengenali sidik jari sehingga pada saat pengujin, nilai <i>error</i> akan semakin besar.			
	Sampel13	Sampel 6	13.9873	Tidak dikenali		IV. KESIMPULAN			
	Sample4	Sampel 6	18.4636	Tidak dikenali		Dari hasil penelitian yang telah dilakukan, jaringan syaraf tiruan dengan menggunakan <i>backpropagation</i> berbasis <i>scaled conjugate gradient</i> dapat mengenali pola sidik jari dengan baik. Hasil pelatihan menunjukkan hanya sidik jari sampel 5 dan 8 yang tidak dapat mengenali sidik			
7	Sampel7- data sidik jari 7	Sampel 7	0.014036	Dikenali					
	Sampel7- data sidik jari 8	Sampel 7	0.001358	Dikenali					
	Sampel7- data sidik jari 9	Sampel 7	0.002094	Dikenali					

Dari hasil pengujian, jaringan yang sudah dibangun dan dilatih dengan menggunakan algoritma *scaled conjugate gradient* mampu mengenali sidik jari dari sampel yang sama dan jaringan tidak akan mengenali sidik jari dari sampel yang berbeda. Hal ini menunjukkan bahwa jaringan yang dibangun sudah baik. Dari 45 pengujian, tingkat keberhasilan yang dicapai sebesar 91%. Hanya 8% kesalahan yang terjadi antara lain pada pengujian sampel 5 data sidik jari 9, sampel 3 data sidik jari 7, sampel 8 data sidik jari 8, dan sampel 8 data sidik jari 9. Kesalahan ini terjadi karena pada sampel 5 dan 8, jaringan yang dibangun pada tahap pelatihan tidak mampu mengenali sidik jari sehingga pada saat pengujian, nilai *error* akan semakin besar.

IV. KESIMPULAN

Dari hasil penelitian yang telah dilakukan, jaringan syaraf tiruan dengan menggunakan *backpropagation* berbasis *scaled conjugate gradient* dapat mengenali pola sidik jari dengan baik. Hasil pelatihan menunjukkan hanya sidik jari sampel 5 dan 8 yang tidak dapat mengenali sidik jari. Sedangkan hasil pengujian menunjukkan 91% data

sidik mampu dikenali oleh sistem yang sudah dibangun. Sidik jari yang tidak dapat dikenali disebabkan oleh kondisi citra yang dijadikan *input* memiliki *noise* akibat jari dalam kondisi kering ataupun berminyak. Untuk meningkatkan kualitas citra sidik jari yang akan digunakan sebagai *input* pada jaringan syaraf tiruan, perlu dilakukan tahapan *image enhancement* yang lain seperti sistem *hybrid* antara FFT dan median filter. Selain itu, metode kecerdasan buatan yang dapat dikembangkan dalam pengenalan sidik jari adalah menggunakan algoritma genetik.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] K. Nagaty, "Fingerprint Classification Using Artificial Neural Networks: a combined structural and Statistical Approach". *Neural Networks*, Vol. 14, Issue 9, November 2001.
- [2] A. K. Jhai, S. Narasimhami, S. S. Krishna, V.P.M. Pillai, "A Neural Network Based approach for Fingerprint Recognition System". *2010 International Congress on Ultra Modern Telecommunications and Control Systems and Workshops (ICUMT)*, 2010.
- [3] P. Devi, M. Manju, V. Kavitha, "A Hybrid Fuzzy Rule Based Neuro-Genetic Approach for Fingerprint Recognition System". *2010 Second International Conference on Advanced Computing (ICoAC)*, 14-16 Dec. 2010, Chennai, 2010.
- [4] S. Lukas, Meiliyana, G. Sugianto, "Pengenalan Citra Sidik Jari Menggunakan Metode Principal Component Analysis dan Hamming Distance". *Seminar Nasional Aplikasi Teknologi Informasi 2007 (SNATI 2007)*, Yogyakarta, 16 Juni 2007.
- [5] W. F. Leung, S.H. Leung, W.H. Lau, A. Luk., "Fingerprint Recognition Using Neural Network", *Proceedings of the 1991 IEEE Workshop Neural Networks for Signal Processing*, 30 Sep-1 Oct 1991, Princeton, NJ ., 1991.
- [6] M. Hagan, H. Demuth, M. Beale., "*Neural Networks Design3rd Edition*". Boston, MA: PWS Publishing Co., 1996.
- [7] M. Moller, "Scaled Conjugate Gradient Algorithm for Fast Supervised Learning", *Neural Networks*, Vol. 6, pp. 5525-533, 1991.